

机载 LIDAR 点云数据估测单株木生物量^①

刘清旺^{②*} 李增元^{③*} 陈尔学^{*} 庞 勇^{*} 田 昕^{*} 曹春香^{**}

(^{*} 中国林业科学研究院资源信息研究所林业遥感与信息技术重点开放性实验室 北京 100091)

(^{**} 中国科学院遥感应用研究所遥感科学国家重点实验室 北京 100101)

摘 要 使用黑河流域遥感-地面观测同步试验获取的机载激光雷达(LIDAR)点云数据估测了典型树种的单株木生物量。首先由点云数据生成冠层高度模型(CHM),然后采用优化的单株木树冠特征识别算法估测相关的结构参数,最后通过回归分析建立估测参数(树高、冠幅)与实测参数(树高、冠幅、胸径)之间的最优回归方程,并与现有的单株木生物量实测相关生长方程联立,得到单株木生物量估测相关生长方程。结果表明,由 LIDAR 点云数据得到的单株木估测参数与实测参数显著相关,可以估测单株木生物量(R^2 为 0.729)。

关键词 激光雷达(LIDAR),树高,冠幅,胸径(DBH),相关生长方程,生物量,青海云杉

0 引 言

陆地生态系统中,森林在全球碳循环中起着重要作用,森林生物量固碳措施已经是全球减排努力中的重要组成部分。森林生物量是整个森林生态系统运行的能量基础和营养物质来源,是研究森林生产力、净第一生产力、碳循环、全球变化研究的基础^[1-3]。目前,区域森林生物量的估测还主要是通过分层抽样技术布设大量的地面实测样地,然后由统计方法估测。基于雷达(radio detection and ranging, RADAR)、激光雷达(light detection and ranging, LIDAR)和多角度光学遥感的方法是当前国内外的研究热点^[4-6]。传统的单一角度光学遥感数据提供的主要是植被的光谱信息和水平结构信息,缺乏植被的垂直结构信息,随着生物量的增加,遥感信号很容易出现饱和现象^[7,8]。波长较长的雷达数据能够提供植被的垂直结构信息^[9,10],但是机、星载的极化干涉合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)数据还都相当难于获取。目前,机载 LIDAR 系统的迅速发展及商业化^[11-13],为森林参数估测提供了一种有潜力的技术手段。

机载 LIDAR 数据估测生物量的研究可以分为林分尺度和单株木尺度两个层次。激光点采样密度

低时仅能估测林分尺度的林木生物量^[14-16];激光点采样密度高时提供了更为详细的林木结构信息,可以用于估测单株木尺度的生物量^[17,18]。Bortolot 等使用计算机可视化算法由点云数据估测了单株木结构参数,由于很难验证单株木尺度的结果,仅给出了样地尺度的验证结果^[17]。Popescu 由点云数据得到冠层高度模型(canopy height model, CHM),通过局部最大值树冠顶点识别算法和多项式树冠边界识别算法估测了单株木树高和冠幅等结构参数,由于单株木的定位误差,仅匹配了部分单株木并用于估测美国火炬松林(*Pinus taeda*)的单株木生物量^[18]。

本文拟使用高采样密度的 LIDAR 点云数据估测温带针叶林的单株木生物量,主要研究内容包括两个方面,一是如何精确地估测单株木的结构参数,二是如何建立单株木生物量的相关生长方程。

1 数据与方法

1.1 试验区概况

黑河流域遥感-地面观测同步试验是针对地球表层系统中存在的科学问题而开展的大型观测试验^[19],其中森林水文试验区位于甘肃省张掖市肃南裕固族自治县西水林场内,属于黑河流域祁连山水源涵养林,其位置示意图如图 1 所示,地理坐标约为

① 863 计划(2007AA12Z173;2006AA12Z10)和 973 计划(2007CB714404)资助项目。
② 男,1978 年生,博士,助理研究员;研究方向:遥感技术应用;E-mail: liuqw@caf.ac.cn
③ 通讯作者, E-mail: zy@caf.ac.cn
(收稿日期:2009-03-10)

100°15'E, 38°32'N, 平均海拔约为 2800m, 坡度约为 9°, 坡向约为 325°的阴坡, 森林类型为青海云杉

(*Picea crassifolia*) 天然次生林, 属于成熟林, 地表覆盖物主要为苔藓。

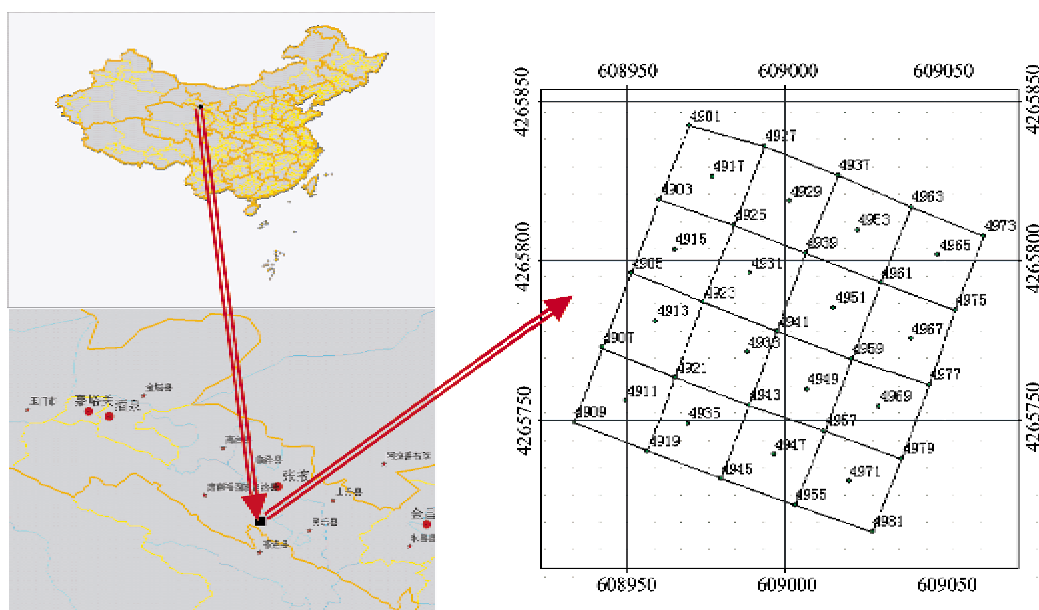


图 1 试验区位置示意图

1.2 试验区数据获取

LIDAR 数据获取时间为 2008 年 6 月 23 日, 采用的 LIDAR 系统为 LiteMapper 5600, 其中激光扫描仪为 Riegl LMS-Q560, 波长为 1550nm, 激光脉冲长度为 3.5ns, 激光脉冲发散角不大于 0.5mrad。LIDAR 点云数据坐标系统为 WGS84, 采用 UTM 投影(北半球 6 度分带的第 47 带)。

外业调查时间为 2008 年 6 月 1 日至 13 日, 布设的超级样地尺寸为 100m × 100m, 形状为正方形, 北偏东约 122 度, 按照 25m × 25m 的尺寸划分成 16 个子样地(图 1 右)。在每个子样地角点和中心点设立标桩, 使用带有编号的铁牌对子样地内每株树进行标记。样地单株木结构参数的测量内容包括胸径、树高、冠幅等, 使用围尺测量胸径, 使用激光测高仪(TruPulse 200)测量树高和枝下高, 对于较矮的林木使用标杆测量树高和枝下高, 使用皮尺测量两个主方向的冠幅。在超级样地旁边的开阔区采用差分全球定位系统(differential global position system, DGPS)建立测量控制点, 采用的仪器为 THALES Z-MAX 测量系统; 样地内每株树的位置使用全站仪精确测定, 采用的仪器为 TOPCON GTS-602 和 TOPCON GPT-7002。经全站仪校核, DGPS 测量控制点的反算边长与全站仪实测边长校差为 33mm, 子样地内全站仪测量点的闭合差纵坐标误差为 9mm, 横坐标误差为

-11mm, 高程误差为 -33mm。DGPS 数据与 LIDAR 数据的投影坐标系统相同, 全站仪数据统一到 DGPS 投影坐标系统中。

考虑到样地边界对 LIDAR 数据处理和信息提取算法的影响, 超级样地的 LIDAR 点云数据的裁剪范围会更大一些, 这里根据超级样地四个角点计算得到样地中心点坐标, 以 100m 为半径生成裁剪矩形, 得到 200m × 200m 的裁剪区。裁剪区点云数据平均点间隔为 0.54m, 表示成平均点密度为每平方米 3.43 个点。

1.3 单株木结构参数估测

由 LIDAR 点云数据估测的单株木结构参数主要包括树高、冠幅等^[17,18,20], 主要思路分为 2 步, 先由点云数据生成冠层高度模型(CHM), 再从 CHM 中估测单株木结构参数, 在每一步中又包括不同的数据处理算法, 并会影响最终的参数估测结果。这里对文献[20]中提出的算法进行了优化, 包括 CHM 处理算法的优化和单木树冠特征识别算法的优化两个方面。

由点云数据生成 CHM 时, 经过低通滤波平滑处理之后, 将会改变 CHM 中树冠顶点的个数、数值和位置, 如果不进行平滑又会影响到树冠边界的识别结果, 这是由于 LIDAR 具有穿透性, 在 CHM 的树冠中会出现一些值很小的点, 会中止树冠边界识别算法。

为了保证树冠顶点的特征基本不发生变化,以及树冠边界识别算法的处理要求,生成 CHM 时提出了一种新的栅格数据平滑算法,平滑算法的基本思路使用 3×3 窗口搜索较小像元值,使用邻域像元的平均值填充较小像元值。

从 CHM 中估测单株木树高时,首先根据当地的林分条件,指定最小树高和最小冠幅,按照固定窗口搜索局部最大值,然后确定单株木的树冠边界,滤除冠幅小于指定阈值的伪树冠顶点,得到修正后的树冠顶点。从 CHM 中估测单株木树冠边界时,采用了双正切角树冠边界识别算法,通过计算树冠顶点与树冠上点之间的两个正切角来判断树冠边界。当最小冠幅较小时,对于大树将产生较多的伪树冠顶点,主要原因是树冠各部分生长不均一,存在较多空隙,容易产生多个局部最大值,根据最小冠幅阈值不能有效去除这些伪树冠顶点;当最小冠幅较大时,容易滤除冠幅较小的树。为了提高树冠顶点的识别精度,采用可变窗口搜索局部最大值,根据典型树种的树高与树冠之间的关系确定窗口的尺寸。

1.4 单株木生物量估测

通过对林木的实测结构参数与实测生物量进行回归分析,可以建立生物量相关生长方程,这里称为实测相关生长方程。王金叶等^[21]研究了祁连山水源涵养林主要树种的生物量,并建立了胸径、树高与生物量之间的实测相关生长方程,其中青海云杉的方程为

$$W_T = 0.2561(D^2 H)^{0.7425}, R^2 = 0.9718 \quad (1)$$

式中 W_T 表示全株生物量(kg), D 表示胸径(cm), H 表示树高(m)。

由 LIDAR 点云数据估测的单株木结构参数建立单株木生物量相关生长方程时,首先需要建立估测参数与实测参数之间的回归方程,然后根据方程(1)建立估测参数与生物量之间的相关生长方程,这里称为估测相关生长方程。

对估测参数与实测参数进行回归分析之前,需要按照空间位置关系对估测单株木与实测单株木进行匹配,选择估测树冠边界内实测树高最大的单株木作为匹配结果,若存在多个相等的实测树高,则选择距离识别树冠顶点最近的单株木。

单株木位置匹配完成之后,对实测参数与估测参数进行线性和对数回归分析,其中实测参数包括胸径、树高和冠幅,估测参数包括树高和冠幅。线性回归分析的具体内容包括:(1)实测树高与估测树高的一元线性回归分析;(2)实测冠幅与估测冠幅的一元线性回归分析;(3)实测胸径与估测树高的一元线性回归分析;(4)实测胸径与估测冠幅的一元线性回归分析;(5)实测胸径与估测树高、冠幅的二元线性回归分析。对数回归分析时,首先计算实测参数和估测参数的自然对数,然后对计算结果进行相应的线性回归分析,最后解算得到对数回归方程。

选取相关性最优的回归方程,与实测相关生长方程联立,得到估测相关生长方程。由实测相关生长方程和估测相关生长方程计算得到实测生物量和估测生物量,对二者进行线性回归分析。

2 结果与分析

2.1 单株木结构参数估测算法优化前后的结果对比分析

单株木结构参数估测算法优化前后的结果如表 1 所列,以整个裁剪区数据为例,列出了树高的基本统计量。从表 1 中可以看出,对平滑算法进行优化之前,已平滑结果与未平滑结果相比,平滑运算使株数减少了 30.4%,树高平均值减少了 8.4%。将平滑后的树冠顶点与平滑前的树冠顶点进行位置匹配,未平滑和已平滑结果中位置完全相同的点所占比例分别为 15.1% 和 21.8%,位置相差小于 1.5 个像元尺寸的点所占比例分别为 59.2% 和 85.0%,说明平滑算法对株数、树高和位置的影响很大。

表 1 单株木结构参数估测算法优化前后的结果

估测树高的统计量	平滑算法优化前 搜索窗口优化前		平滑算法优化后 搜索窗口优化前		平滑算法优化前 搜索窗口优化后		平滑算法优化后 搜索窗口优化后	
	未平滑	已平滑	未平滑	已平滑	未平滑	已平滑	未平滑	已平滑
株数	1842	1282	1901	1962	1521	1228	1577	1615
平均值	14.290	13.091	14.231	14.116	14.302	13.027	14.178	14.062
最小值	5.087	5.127	5.070	5.070	5.087	5.127	5.070	5.070
最大值	23.881	21.695	23.881	23.881	23.881	21.695	23.881	23.881

说明:表中株数单位为株,统计量单位为 m。

对平滑算法进行优化之后,已平滑结果与未平滑结果相比,平滑运算使株数增加了 3.2%,树高平均值减少了 0.8%,将平滑后的树冠顶点与平滑前的树冠顶点进行位置匹配,未平滑和已平滑结果中位置完全相同的点所占比例分别为 99.4% 和 96.3%,说明优化后平滑算法对株数、树高和位置的影响较小。另外,通过对优化前后的结果进行对比分析发现,未平滑和已平滑结果中的株数分别增加了 3.2% 和 53.3%,未平滑结果中树高平均值减少了 0.4%,已平滑结果中的树高平均值增加了 7.8%,说明优化后平滑算法改进了单株木结构参数估测结果。

若 CHM 中存在较多伪树冠顶点时,优化后平滑算法不能有效去除这些伪树冠顶点,而优化前平滑算法却可以去除较多伪树冠顶点,因此,平滑算法优化后需要对树冠顶点搜索算法进行优化,将固定搜索窗口改为可变搜索窗口,搜索窗口优化后的结果如表 1 所列。从表 1 中可以看出,在平滑算法优化之后,搜索窗口优化前后的未平滑和已平滑株数分别减少了 17.0% 和 17.7%,树高平均值均减少了 0.81%;在平滑算法优化之前,搜索窗口优化前后的未平滑和已平滑株数分别减少了 17.4% 和 4.2%,树高平均值增加了 0.1% 和减少了 0.5%。说明搜索窗口优化后,对平滑算法优化后的平滑结果产生的影响远大于平滑算法优化前的平滑结果,优化后搜索窗口可以有效去除一些伪树冠顶点。另外,搜索窗口优化后,对比分析平滑算法优化前后的平滑结果株数和树高平均值分别增加了 31.5% 和 7.9%,进一步说明了优化后平滑算法可以改进单株木结构参数估测结果。

2.2 单株木结构参数的回归分析

外业共实测了 1465 株树,去除枯立木和死木之后,剩余 1450 株进行匹配运算,其中胸径小于 5cm 的幼树共 187 株,树高小于 5m 的林木共 393 株。在超级样地边界范围内由 LIDAR 点云数据识别了 481 株,自动匹配了 460 株,通过目视检查发现存在一些明显匹配错误的点,产生的原因主要有两个,一是大树的伪树冠顶点与大树旁的低矮受压木匹配错误引起;二是由于林木树冠存在聚集生长现象,树冠顶点偏离了树干基部的垂直方向,外业测量时容易引起定位偏差。通过手工去除这些匹配错误结果以后,最终剩余 448 株用于下面的分析。

单株木实测树高、冠幅、胸径与估测树高、冠幅的回归分析结果如表 2 所列。在实测树高、冠幅与

估测树高、冠幅的线性回归分析结果中,实测树高与估测树高的相关性(R^2 为 0.829)明显高于实测冠幅与估测冠幅的相关性(R^2 为 0.405);在实测胸径与估测树高、冠幅的线性回归分析结果中,胸径与树高的相关性(R^2 为 0.663)高于胸径与冠幅的相关性(R^2 为 0.571),胸径与树高、冠幅的相关性最高(0.673);在实测胸径自然对数与估测树高自然对数、冠幅自然对数的线性回归分析结果中,胸径自然对数与树高自然对数的相关性(R^2 为 0.698)、胸径自然对数与冠幅自然对数的相关性(R^2 为 0.604)、胸径自然对数与树高自然对数、冠幅自然对数的相关性(R^2 为 0.704)均高于胸径与树高、冠幅的对应线性回归分析结果。因此,选择实测树高与估测树高的线性回归方程作为树高的最优线性回归方程,选择实测胸径与估测树高、冠幅的二元线性回归方程作为胸径的最优线性回归方程,选择实测胸径自然对数与估测树高自然对数、冠幅自然对数的二元线性回归方程作为胸径的最优对数回归方程。

表 2 单株木估测参数与实测参数之间的线性回归分析结果

回归方程	R^2	S
$H_S = 1.046 + 0.961 H_E$	0.829	1.429
$C_S = 0.738 + 0.794 C_E$	0.405	0.970
$D_S = -4.258 + 1.949 H_E$	0.663	4.548
$D_S = -4.382 + 5.870 C_E$	0.571	5.132
$D_S = -5.732 + 1.529 H_E + 1.578 C_E$	0.673	4.483
$\ln(D_S) = 0.1071 + 1.139 \ln(H_E)$	0.698	0.196
$\ln(D_S) = 1.265 + 1.195 \ln(C_E)$	0.604	0.225
$\ln(D_S) = 0.248 + 0.930 \ln(H_E) + 0.266 \ln(C_E)$	0.704	0.194

说明:表中 H_S 为实测树高(m), H_E 为估测树高(m), C_S 为实测冠幅(m), C_E 为估测冠幅(m), D_S 为实测胸径(cm), $\ln()$ 表示自然对数函数。

2.3 单株木生物量的估测相关生长方程

根据单株木结构参数的线性和对数最优回归方程,与实测相关生长方程联立,求解得到单株木生物量的估测相关生长方程:

$$W_T = 0.2561((-5.732 + 1.529 H_E + 1.578 C_E)^2 (1.046 + 0.961 H_E))^{0.7425} \quad (2)$$

$$W_T = 0.2561((\exp(-0.248 + 0.930 \ln(H_E) + 0.266 \ln(C_E)))^2 (1.046 + 0.961 H_E))^{0.7425} \quad (3)$$

式中 W_T 表示全株生物量(kg), H_E 表示估测树高(m), C_E 表示估测冠幅(m), $\exp()$ 表示指数函数, $\ln()$ 表示自然对数函数。

根据实测相关生长方程(1),由实测参数得到单株木实测生物量,根据估测相关生长方程(2)和(3),由估测参数计算得到单株木估测生物量。这里给出了实测生物量和方程(2)估测生物量的拟合线图(如图2所示),从图中可以看出当实测生物量值较大时,点的分布比较离散,说明大树的生物量估测精度低于中等树。

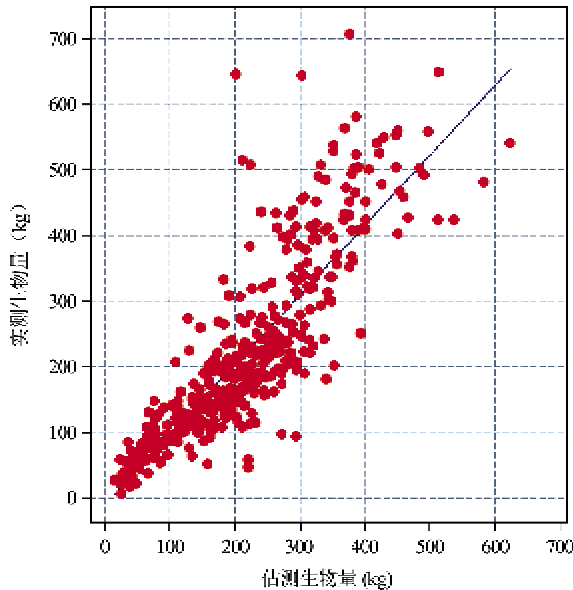


图2 实测生物量与估测生物量的拟合线图

实测生物量和估测生物量的线性回归分析结果如表3所列,从表中可以看出,方程(2)和方程(3)计算得到的估测生物量与实测生物量相关性非常一致,说明单株木结构参数的线性和对数回归方程估测单株木生物量的差别不大。

表3 实测生物量和估测生物量的线性回归分析结果

回归方程	R^2	S
$B_S = -9.787 + 1.062 B_{E2}$	0.729	71.342
$B_S = -14.91 + 1.126 B_{E3}$	0.729	71.290

说明:表中 B_S 表示由方程(1)计算得到的实测生物量, B_{E2} 表示由方程(2)计算得到的估测生物量, B_{E3} 表示由方程(3)计算得到的估测生物量。

3 结论

高采样密度 LIDAR 点云数据可以用于估测单株木结构参数,估测精度的影响因素包括单株木参数估测算法和单株木位置匹配误差等。本文对单株木估测算法进行优化,具体来说包括 CHM 平滑算法

的优化和树冠顶点搜索算法的优化两个方面。CHM 平滑算法的优化有效地提高了树冠顶点的位置精度和树高精度,但是去除伪树冠顶点的能力较差;树冠顶点搜索算法的优化可以有效地去除伪树冠顶点,弥补了 CHM 平滑算法的缺点,说明通过优化算法提高了单株木结构参数的估测精度。

通过对单株木估测参数与实测参数进行线性回归分析,发现单株木实测胸径与估测树高、冠幅的相关性(R^2 为 0.673)高于实测胸径与估测树高的相关性(R^2 为 0.663);在单株木估测参数与实测参数进行对数回归分析中,也发现实测胸径与估测树高、冠幅的相关性(R^2 为 0.704)高于实测胸径与估测树高的相关性(R^2 为 0.698),说明在回归分析中增加冠幅参数可以提高胸径的估测能力。通过单株木生物量实测相关生长方程(1)和估测相关生长方程(2)和(3)计算得到实测生物量和估测生物量的线性回归分析相关性显著(R^2 均为 0.729),说明通过实测胸径与估测树高、冠幅的线性和对数回归方程计算得到生物量一致性很好,均可用于估测单株木生物量。

需要注意的问题是单株木生物量估测相关生长方程并不能直接用于估测区域尺度的森林生物量,这是由于匹配株数仅占样地总株数的 30.9%,如何推广应用到区域尺度的生物量估测还需要作进一步的研究。

致谢:黑河流域遥感-地面观测同步试验所有参加人员在数据获取和预处理过程中付出了辛苦的劳动,在此表示衷心的感谢!

参考文献

- [1] 陈良富,高彦华,程宇等.基于 CBERS-02 卫星数据和地面测量的生物量估算及其影响因素分析.中国科学 E 辑:信息科学,2005,35(增刊 I):113-124
- [2] 戴小华,余世孝.遥感技术支持下的植被生产力与生物量研究进展.生态学杂志,2004,23(4):92-98
- [3] 郑光,田庆久,陈镜明等.结合树龄信息的遥感森林生态系统生物量制图.遥感学报,2006,10(6):932-940
- [4] Lucas R M, Cronin N, Lee A, et al. Empirical relationships between AIRSAR backscatter and LiDAR-derived forest biomass, Queensland, Australia. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 100: 407-425
- [5] Hyde P, Nelson R, Kimes D, et al. Exploring LiDAR-RaDAR synergy—predicting aboveground biomass in a south-western ponderosa pine forest using LiDAR, SAR and InSAR. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 106: 28-38
- [6] Lefsky M A, Turner D P, Guzy M, et al. Combining lidar estimates of aboveground biomass and Landsat estimates of stand age for spatially extensive validation of modeled forest productivity. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 95:

- 549-558
- [7] Hyde P, Dubayah R, Walker W, et al. Mapping forest structure for wildlife habitat analysis using multi-sensor (LiDAR, SAR/InSAR, ETM + , Quickbird) synergy. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 102: 63-73
 - [8] 杨存建, 刘纪远, 张增祥. 热带森林植被生物量遥感估算探讨. 地理与地理信息科学, 2004, 20(6): 22-25
 - [9] 王臣立, 郭治兴, 牛铮等. 热带人工林生物物理参数及生物量对 RADARSAT SAR 信号响应研究. 生态环境, 2006, 15(1): 115-119
 - [10] Kuplich T M, Salvatori V, Curran P J. JERS-1/SAR backscatter and its relationship with biomass of regenerating forests. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(12): 2513-2518
 - [11] Drake J B, Dubayah R O, Clark D B, et al. Estimation of tropical forest structural characteristics using large-footprint lidar. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 79: 305-319
 - [12] Lefsky M A, Cohen W B, Acker S A, et al. Lidar remote sensing of the canopy structure and biophysical properties of Douglas-Fir western Hemlock forests. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 70: 339-361
 - [13] 庞勇, 李增元, 陈尔学等. 激光雷达技术及其在林业上的应用. 林业科学, 2005, 41(3): 129-136
 - [14] Means J E, Acker S A, Harding D J, et al. Scanning airborne lidar to estimate forest stand characteristics in the western cascades of Oregon. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 67: 298-308
 - [15] Drake J B, Dubayah R O, Knox R G, et al. Sensitivity of large-footprint lidar to canopy structure and biomass in a neotropical rainforest. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81: 378-392
 - [16] Lefsky M A, Harding D, Cohen W B, et al. Surface lidar remote sensing of basal area and biomass in deciduous forests of eastern Maryland, USA. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 67: 83-98
 - [17] Bortolot Z J, Wynne R H. Estimating forest biomass using small footprint LiDAR data: An individual tree-based approach that incorporates training data. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2005, 59: 342-360
 - [18] Popescu S C. Estimating biomass of individual pine trees using airborne lidar. *Biomass and Bioenergy*, 2007, 31: 646-655
 - [19] 李新, 马明国, 王建等. 黑河流域遥感-地面观测同步试验: 科学目标与试验方案. 地球科学进展, 2008, 23(9): 897-914
 - [20] 刘清旺, 李增元, 陈尔学等. 利用机制激光雷达数据提取单株木树高和树冠. 北京林业大学学报, 2008, 30(6): 83-89
 - [21] 王金叶, 车克钧, 傅辉恩等. 祁连山水源涵养林生物量的研究. 福建林学院学报, 1998, 18(4): 319-323

Estimating biomass of individual trees using point cloud data of airborne LIDAR

Liu Qingwang*, Li Zengyuan*, Chen Erxue*, Pang Yong*, Tian Xin*, Cao Chunxiang**

(* State Laboratory for Forest Remote Sensing and Information Techniques, Research Institute of Forest Resource Information Techniques of Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091)

(** State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing Applications of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101)

Abstract

The representative species' biomass of individual trees was estimated using the point cloud data from airborne light detection and ranging (LIDAR) obtained by the simultaneous remote sensing and ground-based experiment in the Heihe River Basin. Firstly, the canopy height model (CHM) was created from the point cloud data. Then, the relatively structural parameters were extracted using the optimized algorithm of crown feature recognition of individual trees. Finally, the optimal regression equations between the estimated parameters (such as tree heights, crown diameters) and the field-measured parameters (such as tree heights, crown diameters, diameters at breast height (DBHs)) were obtained by the linear regression analysis, and they were combined with the allometric growth equations of the field-measured biomass of individual trees to get the allometric growth equations of estimated biomass of individual trees. In conclusion, the correlation is obvious between the field-measured parameters and the estimated parameters of individual trees from point cloud data, which can be used to estimate biomass of individual trees (R^2 is 0.729).

Key words: light detection and ranging (LIDAR), tree height, crown diameter, diameters at breast height (DBH), allometric growth equation, biomass, *Picea crassifolia*